

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INVESTIGAÇÃO OPERACIONAL



Previsão *Online* para Apoio à Decisão

Guilherme João Monteiro Daniel

Mestrado em Investigação Operacional

2009

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INVESTIGAÇÃO OPERACIONAL



Previsão *Online* para Apoio à Decisão

Guilherme João Monteiro Daniel

Dissertação orientada pelo Prof. Doutor António José Lopes Rodrigues

Mestrado em Investigação Operacional

2009

Resumo

A Internet está a revolucionar o conceito de sistema de apoio à decisão, permitindo o acesso ubíquo a modelos e métodos de base matemática para problemas de gestão operacional. A interface, através de um *Web browser*, deve ser naturalmente simples e intuitiva, podendo o armazenamento de dados e a complexidade computacional dos métodos ser relegados para um servidor remoto. Deverá restar ao utilizador introduzir, de forma facilitada, os elementos necessários de consulta, e eventuais informações subjectivas, tais como requisitos, preferências ou estimativas circunstanciais.

Neste trabalho é demonstrada uma aplicação *Web* para previsão de processos de procura irregularmente espaçada no tempo, e inferência de decisões optimais. Na sua criação foram tidos em conta critérios como facilidade de utilização, interface intuitivo e possibilidade de correr numa grande variedade de sistemas operativos. Foram implementadas três características particulares, para auxiliar a decisão: a apresentação das previsões através de funções densidade de probabilidade, obtidas por soma ponderada de funções *kernel*; a possibilidade de combinação dessas previsões com previsões subjectivas, introduzidas por estimativas intervalares; e a inferência de recomendações (soluções prescritivas) optimais face a funções de custo realistas.

Palavras-Chave: previsão, sistemas de apoio à decisão, aplicações web, séries temporais irregularmente espaçadas.

Abstract

The Internet is revolutionizing the concept of decision support system, allowing ubiquitous access to mathematical models and methods for operational management problems. The interface, through a Web browser, should be naturally simple and intuitive, with the possibility of relegating data storage and computational complexity issues to a remote server. The user would only need to insert, in a facilitated way, the necessary elements and possible subjective information, such as requirements, preferences and estimates.

In this work we describe a Web application for demand processes forecasting and optimal decision inference. Criteria like ease of use, intuitive interface and ability to run in a wide variety of operating systems were taken into account for its creation. Apart from irregular demand time series forecasting, other three particular features were implemented to aid decision-making: the production of forecasts through probability density functions, obtained by weighted sum of kernel functions; the possibility of combining those forecasts with subjective guesses, specified by interval estimates; and the inference of optimal recommendations (prescriptive solutions) with respect to realistic cost functions.

Keywords: forecasting, decision support systems, web applications, irregular demand time series.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, um agradecimento ao Prof. Doutor António José Rodrigues, por ter me ter orientado sabiamente durante a construção do presente trabalho.

À minha família, pelo apoio incondicional.

Aos meus amigos, principalmente aos que me acompanharam durante 5 anos no DEIO.

Índice

Lista de Figuras	v
Lista de Tabelas	vi
Lista de Siglas	vii
1 Introdução	1
1.1 Sistemas de apoio à decisão e Internet	2
1.2 <i>e-Forecasting</i>	6
1.3 Objectivos e Estrutura da Tese	9
2 Previsão e decisão sobre séries irregularmente espaçadas	10
2.1 Séries irregularmente espaçadas	10
2.2 Avaliação do desempenho preditivo	11
2.3 Método de Croston	13
2.4 Método de Wright (IDUHO)	14
2.5 Outros métodos de previsão	17
2.6 Previsão de densidades	18
2.7 Estimativas subjectivas	22
3 Construção de uma aplicação <i>Web</i> para apoio à decisão	25
3.1 Requisitos	25
3.2 Estrutura	26
3.3 Java	29
3.4 Tipos de aplicações <i>Web</i> utilizando Java	30
3.5 Outras tecnologias para aplicações <i>Web</i>	31
3.6 O Programa	31
4 Conclusões e trabalho futuro	42
5 Bibliografia	45

Lista de Figuras

Figura 2.1 - Inferência de decisão óptima utilizando uma função custo simples.	18
Figura 2.2 – Interpolação de densidades através da função distribuição, directamente (vermelho contínuo), e usando a inversa (vermelho tracejado).	22
Figura 2.3 - Combinação de uma densidade com uma estimativa intervalar [4,8], com peso 50%.	24
Figura 3.1 - Esquema modular da estrutura do programa.	28
Figura 3.2 - Esquema de criação, compilação e execução de um programa em Java.	30
Figura 3.3 - Passo 1.	34
Figura 3.4 - Passo 2.	36
Figura 3.5 - Passo 3.	38
Figura 3.6 - Passo 4.	39
Figura 3.7 - Passo 5.	41

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 – Comparação entre valores de RMSE para o método de Wright utilizando o último intervalo de tempo (1), e utilizando estimativas geradas por AES (2).

17

Lista de Siglas

AES - Alisamento Exponencial Simples

ARDR - Actualização do Raio através de Distâncias Recursivas

EWK - Ponderação Exponencial de *Kernels* (*Exponentially Weighted Kernels*)

JVM - Java Virtual Machine

RMSE - Raíz do Erro Quadrado Médio (*Root Mean Squared Error*)

SAD - Sistema de Apoio à Decisão

1 Introdução

Desde o seu aparecimento como um mecanismo de transmissão de informação entre computadores, a Internet sofreu uma enorme evolução. Os conteúdos estáticos das páginas *Web* foram gradualmente ganhando carácter dinâmico com o surgir de novas tecnologias, e os utilizadores começaram a utilizar a comunicação remota entre vários computadores para as mais variadas funções: educação, divertimento, partilha de *media*, etc. E assim surgiram também negócios directamente relacionados com a Internet, como por exemplo os relacionados com a publicidade (implicando um custo mínimo e chegando a milhões de pessoas), e a venda de domínios e *sites*.

Recorde-se o exemplo do *site* youtube.com, que foi comprado em 2006 pela Google Inc., uma empresa que desenvolve serviços *online*, pela quantia de 1650 milhões de dólares. Este *site* permite a partilha e visionamento de vídeos *online*, algo que durante muito tempo era apenas possível através da transferência de ficheiros, e espelha uma das mais recentes tendências da Internet: a disponibilização de serviços *online*, totalmente inseridos na página *Web*. Para aceder a estes serviços não é preciso mais que um *Web browser*. Esta tendência tem-se manifestado nas mais variadas áreas, desde a Banca aos jogos de computador. As instituições bancárias têm vindo a disponibilizar na *Web* serviços de gestão de contas nos seus *sites*, incentivando o seu uso - por exemplo o banco Santander criou um tipo de depósito a prazo disponível exclusivamente para utilização *online*, de modo a incentivar o uso da sua página *Web* por parte dos clientes. Outro exemplo é o *site* quakelive.com, que oferece uma versão de um jogo lançado em 1999, totalmente jogado dentro do *browser* e sem perda de qualidade.

No âmbito da Investigação Operacional, esta evolução das capacidades da *Web* veio dar origem a aplicações *online* que visam auxiliar os processos de tomada de decisão, recorrendo a métodos matemáticos. São estes programas que vão ser estudados neste trabalho.

1.1 Sistemas de apoio à decisão e Internet

Com o alcance cada vez maior da Internet e o desenvolvimento das suas potencialidades, muitas empresas começaram a mover ou integrar os seus serviços e negócios neste meio. Esta mudança deu origem ao conceito de *e-business*: usar computadores conectados à Internet para criar novas relações negociais e transformar antigas para processos de negócio e processos de trabalho integrados em tempo real [20]. Esta utilização dos meios electrónicos, que faz da Internet o mercado dominante para muitas empresas, fez com que nascessem diversas actividades negociais e que outras fossem reinventadas.

Mesmo dentro de uma empresa a Internet veio revolucionar a maneira como se trabalha. Esta veio permitir a transferência de grandes quantidades de informação em tempo mínimo, sendo o *e-mail* um meio de comunicação privilegiado. No entanto esta facilidade de partilha de dados não se espelha no tratamento dos mesmos, pois o uso de programas computacionais que auxiliam a tomada de decisões (sistemas de apoio à decisão - SAD) não é geral. Assim, tendo em conta a crescente facilidade em utilizar aplicações através da Internet, há vantagens em considerar a construção de SAD integrados na *Web*:

- Fácil acesso de qualquer lugar, em tempo real;
- Custos menores do que comprar pacotes informáticos relativamente genéricos, que podem ser dispendiosos e trazer muitas ferramentas que não são necessárias;
- Facilidade de utilização por recorrer a interfaces baseados em formas *Web* com que o utilizador já está familiarizado, o que se traduz num período de treino mínimo;
- Reduzido tempo de acesso;
- Facilidade de *upgrade* sem custos para o cliente.

Por outro lado, são levantados problemas referentes à maneira como os dados são trocados entre o cliente e o servidor, e em relação à segurança do sistema. Também se perde em versatilidade: os conjuntos de dados podem ter características bastante diferentes, o que faz que para obter boas decisões sejam necessárias diferentes (e

por vezes complexas) abordagens, que não podem estar todas disponíveis através de um *browser*.

SAD que não foram concebidos como aplicações para a Internet podem ser disponibilizados na *Web* para ficarem acessíveis por uma maior audiência. A migração para a *Web* tem vantagens [40]: minimização de custos de instalação, que passa a ser feita centralmente, e acedida de vários locais; minimização do custo de manutenção do sistema, actualização de modelos e dados, e outras modificações que podem ocorrer conforme a evolução do sistema; e os decisores passam a ter um acesso melhorado ao sistema, pois está disponível em qualquer computador a qualquer altura. No entanto, Power e Kaparthi [26] defendem que possibilitar o acesso a um SAD pela Internet é diferente da construção específica de um SAD baseado na *Web*, deve ser considerado apenas um paliativo e pode levar a resultados insatisfatórios, pois algumas partes vitais do sistema podem não ficar acessíveis.

Zahedi *et al.* [40] definem SAD baseados na *Web* como tendo determinadas características:

- Acessibilidade na *Web*;
- Suporte a indivíduos, clientes, empregados, gestores, ou grupos, independentemente da sua localização física ou tempo de acesso;
- Resultados que são específicos a um contexto predeterminado que é único ao ambiente *Web*, ou como interface para um SAD de *desktop*;
- Lidam com processos de decisão que são não estruturados ou semi-estruturados em diferentes fases do processo de decisão, algumas das quais podem ter lugar na *Web*;
- A utilização de dados, conhecimentos, documentos, modelos, e heurísticas que apelam a um grupo largo e culturalmente variado;
- São uma ferramenta opcional para os utilizadores da *Web* na sua tomada de decisões.

Diversas arquitecturas têm sido propostas para SAD baseados na *Web* [5, 20, 26, 38]. No entanto, as variadas áreas de aplicação, e os objectivos específicos de cada SAD definem diferentes tipos de implementação, acesso a bases de dados e

modelos, e comunicação com o utilizador. Por exemplo, numa aplicação que necessite de aceder a uma base de dados, os cálculos devem ser feitos no servidor, de modo a minimizar tempos de conexão à base de dados, ou a evitar o *download* de grandes quantidades de dados. Por outro lado, num programa que use principalmente dados fornecidos pelo utilizador, e que efectue poucos cálculos, talvez interesse uma implementação em que os cálculos sejam feitos do lado cliente, podendo assim evitar que o tempo de acesso aumente quando vários utilizadores quiserem aceder ao *site* simultaneamente.

Algumas áreas de aplicação interessantes para a Internet são, por exemplo:

- **Decisão baseada em questionários.** *Sites* que oferecem recomendações dependendo da classificação dos dados inseridos pelo utilizador. Exemplos são o diagnóstico médico [35] ou a escolha entre produtos semelhantes para compra [27]. A *Web* é o veículo de excelência para este tipo de SAD, pela ubiquidade no acesso a recomendações, e pela envolvimento com outros serviços disponíveis na *Web*.
- **Previsão.** *Sites* que oferecem ferramentas de previsão, sobre séries temporais ou dados específicos [4]. Outro modo de fazer previsão é a utilização de *sites* em que qualquer pessoa pode deixar a sua predição relativamente a uma questão, e em que se espera que quando um número suficientemente grande de cibernautas o tiver feito, se obtenha uma boa previsão através da agregação das respostas [9].
- **Decisão em grupo.** *Sites* que providenciam auxiliares à decisão em grupo, como por exemplo baseados no método de Delphi [3], ou facilitadores de conferências *online* [24]. A exploração destes sistemas na *Web* é de particular interesse, pois permite a reunião de grupos de indivíduos que podem estar separados física e temporalmente.

Outras áreas de interesse passam por análise de risco (por exemplo em problemas de investimento), gestão de projectos, ou optimização de processos.

Embora os SAD baseados na *Web* tenham crescido em número, popularidade e complexidade, há restrições que devem ser ultrapassadas para que seja atingido todo o potencial dos SAD na *Web* [40]. Alguns SAD são desenvolvidos baseados em plataformas ou produtos pré-existentes. Algumas das tecnologias utilizadas podem não ser fáceis de transferir para a *Web*, por limitações na largura de banda e na interactividade na *Web*. Por exemplo, SAD que necessitam de suportes gráficos muito elaborados, como por exemplo sistemas de informação geográfica, requerem ferramentas para criação desses gráficos que, embora sejam comuns em ambientes de *desktop*, não o são em *Web browsers*. Isto resulta em que as versões para a *Web* destes SAD não passem de versões simplificadas. A conexão à Internet pode também ser limitativa, principalmente em SAD que requerem o acesso a bases de dados. A conexão simultânea de muitos utilizadores pode comprometer o bom funcionamento do sistema, quando a ligação à *Web* tem pouca largura de banda (por exemplo, em países em desenvolvimento, que não têm acesso a tecnologias evoluídas). No entanto, face à evolução que as tecnologias de informação têm sofrido nos últimos anos, é lícito esperar que os problemas relativos ao acesso a SAD através da Internet sejam ultrapassados a curto ou médio prazo, através da utilização de larguras de banda suficientemente rápidas, ou efectuando parte dos cálculos mais 'pesados' no computador cliente (que se pode supor que seja suficientemente robusto).

Também se levantam questões relacionadas com o treino dos utilizadores. Enquanto para uma aplicação de *desktop* os utilizadores partem do princípio que necessitam de um investimento de tempo para leitura de manuais e aprendizagem, os utilizadores de programas baseados na *Web* não mostram disposição para treino elaborado. Embora uma das vantagens dos SAD na *Web* seja a facilidade de utilização, e a rapidez de aprendizagem, a necessidade de desenvolvimento de sistemas mais complexos pode levar à necessidade de treino dos utilizadores. Neste momento, os tutoriais para aplicações na *Web* não vão muito mais além do que explicações sucintas e vídeos comentados da utilização dos programas.

Levantam-se também questões relacionadas com a segurança, privacidade e confiança. Determinados sistemas requerem a introdução de dados por parte dos utilizadores, e estes podem sentir-se reticentes a partilhá-los. Por exemplo, dados

personais em SAD para aconselhamento médico, ou dados empresariais que não devem ser divulgados. Assim, os utilizadores devem confiar nas empresas que disponibilizam os SAD, relativamente às condições de segurança com que os dados são transmitidos. Por outro lado, deve também haver confiança relativamente às intenções e integridade das empresas que fornecem os SAD. Por exemplo, para sistemas de ajuda à escolha entre produtos para compra, o consumidor deve confiar que o SAD defende os seus interesses, e não os interesses da empresa vendedora.

Por fim, levantam-se questões relativas à cultura dos utilizadores. Embora a ubiquidade destes sistemas seja uma vantagem óbvia, cria também desafios relativos ao design e utilização. Estudos mostram que as dimensões culturais têm impacto no texto e imagens usadas nas páginas Web, e que objectivos negociais, e consequentemente as decisões envolvidas, são influenciadas culturalmente [40]. Assim, é necessário um cuidado especial para se desenvolver uma relação entre utilizador e fornecedor do serviço, tendo em conta as diferenças culturais e educacionais.

1.2 e-Forecasting

Previsão é um passo crucial no planeamento, pois ajuda a assegurar que os recursos são usados eficientemente. Previsões mais acertadas nas vendas mensais de uma empresa asseguram uma melhor política de *stocks*, uma gestão eficiente de espaço de armazenamento, melhor distribuição para ramos da empresa e, finalmente, minimização do risco da empresa na tentativa de satisfazer a procura do mercado [20].

Mas, ao mesmo tempo que as várias técnicas de previsão providenciam informação muito útil para a gestão, os gestores só têm a ganhar com a compreensão das limitações inerentes à previsão. Estas são exemplificadas por vários paradoxos [20]:

- As decisões mais importantes que uma empresa faz podem ser baseadas em previsões pouco exactas;
- A informação derivada de previsão mais vantajosa para planeamento de recursos é a menos exacta;

- As organizações que precisam de prognósticos mais acertados obtêm grandes erros de previsão.

Ao reconhecer estes paradoxos, os responsáveis pela gestão de uma empresa podem melhorar o uso e implementar previsões, de modo a obterem melhores resultados operacionais, tendo cuidado na escolha de modelos e métodos mais adequados. Por outro lado, previsão estatística apenas é uma ferramenta útil se for credível que o futuro que se apresenta a uma empresa é substancialmente previsível. Se uma empresa enfrenta um ambiente turbulento onde o futuro é muito pouco previsível, então não faz sentido utilizar técnicas estatísticas para fazer prognósticos.

e-Forecasting é definido por Nikolopoulos *et al.* [20] como 'a potencialidade de fazer previsões remotamente utilizando a Internet'. Isto é, utilizando a Internet como meio necessário para fornecer serviços de previsão aos clientes/utilizadores. O conceito base de *e-Forecasting* é o seguinte: 'Eu quero obter previsões para os meus dados, através da Internet, usando apenas o meu *browser*'. Embora esta seja uma área ainda em desenvolvimento, diversas empresas já providenciam serviços de *e-Forecasting*. Estes são divididos em 5 categorias por Nikolopoulos *et al.* [20]:

- **Serviços de previsão *online*.** O utilizador pode fazer *upload* dos seus dados, fazer previsão e ver os resultados *online*, com várias formas de visualização. Esta é a categoria mais funcional.
- **Pacotes de software de previsão com módulos activados pela Web.** O utilizador compra o *software* de previsão e instala-o nas infra-estruturas da sua empresa, podendo depois aceder aos seus dados e fazer previsões de qualquer lugar.
- **Serviços de previsão *offline*.** O utilizador faz *upload* dos seus dados, e o processo de previsão é dado *offline*. As previsões podem ser obtidas em outra altura.
- **Páginas Web que fornecem serviços de previsão sobre dados específicos.** O utilizador não pode fazer *upload* dos seus dados, mas pode fazer previsões sobre dados existentes. Providenciam dados que podem interessar a muitos clientes, como séries financeiras ou de

consumo de energia.

- **Páginas Web que fornecem previsões sobre dados específicos.** O utilizador pode registar-se e comprar previsões específicas de acordo com as suas necessidades. A diferença para os serviços da categoria anterior reside no facto de fornecer previsões, não sendo estas realizadas pelo utilizador.

A aplicação desenvolvida neste trabalho pode ser incluída na primeira destas cinco categorias.

Em Nikolopoulos *et al.* [22] são identificados dois mercados férteis para a utilização de processos de *e-Forecasting*: *e-Government* e portais comunitários de previsão. *e-Government* refere-se ao uso da Internet por agências governamentais, de modo a melhorar as relações com os cidadãos e empresas. A previsão é um processo fulcral para a gestão operacional, e o Governo é o detentor de uma grande quantidade de bases de dados importantes para vários mercados. Assim, as tecnologias de informação são um bom veículo de contacto entre esses mercados e o Governo, através da disponibilização de previsões. Portais comunitários de previsão são portais na *Web* que servem para a partilha de informação dentro de comunidades interessadas em previsão. Versões recentes destes portais incluem colaboração *online*, previsão *online* e integração de sistemas. Exemplos destes portais são o 'Forecasting Principles' [2], e o 'International Institute of Forecasters' [15].

1.3 Objectivos e estrutura da tese

Neste trabalho, é descrita uma ferramenta computacional para previsão e apoio à decisão, sobre séries temporais irregularmente espaçadas, relativas a processos de procura, comuns em problemas de gestão de *stocks* e planeamento de produção. Este programa poderá ser acedido através da Internet, tendo como suporte um *Web browser*, e conta com três características fundamentais: a previsão de funções densidade de probabilidade, a integração de estimativas subjectivas intervalares, e a possibilidade de inferir decisões óptimas com a definição de uma função custo simples.

No Capítulo 2 será exposta a base matemática dos métodos utilizados no programa. Começar-se-á por expor o problema da previsão de séries irregularmente espaçadas, assim como alguns métodos para esse fim. Também será proposta uma aproximação ao problema de decisão de duas formas: através da previsão de densidades, ao invés de estimativas pontuais; e através da integração de estimativas subjectivas nessas mesmas densidades.

O Capítulo 3 fará a apresentação do programa, e tratará de algumas questões directamente relacionadas com a sua implementação, nomeadamente a acessibilidade *online* e facilidade de utilização.

O Capítulo 4 encerra com as principais conclusões, e fazendo sugestões para trabalho futuro.

2 Previsão e decisão sobre séries irregularmente espaçadas

2.1 Séries irregularmente espaçadas

Ao iniciar a construção de uma ferramenta de previsão, que possa ser acedida remotamente através de um *browser*, deve-se começar por definir as características dos dados sobre os quais vai ser feita previsão. Por muita boa vontade que se tenha, não é razoável tentar implementar métodos, suficientemente robustos e versáteis, que dêem origem a boas previsões quaisquer que sejam os dados que sejam inseridos. Sendo a rapidez e facilidade de acesso e uso os principais objectivos da criação de uma aplicação acessível através da Internet, não devem ser implementados programas complexos, que dificultem a familiarização do utilizador com o mesmo, e que exijam um grande investimento de tempo para obter resultados.

Concentremo-nos no caso de previsão sobre séries temporais irregularmente espaçadas. Estas descrevem processos em que a variável de interesse ocorre ou é registada em instantes temporais irregularmente espaçados. Variados sistemas de gestão de inventários ou de planeamento de produção deparam-se com o problema de prever processos de procura irregulares (ou intermitentes), onde tanto as quantidades como os intervalos de tempo variam. Frequentemente as respectivas séries temporais apresentam pedidos de encomendas ocorridos em instantes de tempo não consecutivos. Sendo z_k a quantidade (estritamente positiva) registada no instante x_k ($x_k > x_{k-1}$), para o estudo destas séries é usual considerar-se a modelação da série bivariada diferenciada

$$\{(\Delta x_k, z_k)\}_{k=1, \dots, N}, \text{ em que } \Delta x_k = x_k - x_{k-1}$$

ou da série bivariada cumulativa

$$\{(x_k, y_k)\}_{k=1, \dots, N}, \text{ em que } y_k = \sum_{i=1}^k z_i$$

Pode ainda considerar-se a série univariada baseada na taxa de procura, ou procura média por unidade de tempo, correspondente ao intervalo $[x_{k-1}, x_k]$:

$$d_k = \frac{z_k}{\Delta x_k}$$

A modelação destas séries tem como objectivo a resposta a perguntas como as seguintes [8]:

- Qual é o valor esperado do próximo pedido, z_{N+1} ?
- Quando é que se espera que ocorra o próximo pedido, x_{N+1} ?
- Qual o valor esperado da procura total num dado horizonte temporal?
- Qual o horizonte temporal em que se espera que se verifique uma certa procura total?

É a estas perguntas que a aplicação desenvolvida no âmbito deste trabalho pretende ajudar a dar resposta, recorrendo a métodos de previsão adequados.

2.2 Avaliação do desempenho preditivo

Após a escolha de um método de previsão, deve ser atestada a qualidade do mesmo. Isto é feito recorrendo a medidas de desempenho baseada nos erros de previsão, definidos pela diferença entre o valor observado e a estimativa obtida. Por exemplo, no caso de previsão um passo à frente

$$e_{k|k-1} = y_k - \hat{y}_{k|k-1}$$

Uma das medidas de desempenho é a Raiz do Erro Quadrático Médio (*Rooted Mean Square Error* – RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2}$$

que deverá ser minimizada. Esta será a medida de desempenho privilegiada neste trabalho. Outras medidas são por exemplo o Erro Quadrático Médio (Mean Square Error – MSE), o Erro Relativo Médio Percentual (Mean Absolute Percentage Error – MAPE), e o Desvio Absoluto Médio (Mean Absolute Deviation – MAD).

No caso de séries irregularmente espaçadas, a 'previsão um passo à frente' refere-se a 'previsão um intervalo de tempo à frente'. Isto é, se estamos a fazer previsão da próxima ocorrência de procura, não estamos a fazê-lo para o instante temporal $x_k + 1$, mas sim para o instante x_{k+1} . Consequentemente, RMSE(1) (o cálculo da medida RMSE, utilizando erros um passo à frente) deve ser utilizado nesta ocasião, RMSE(2) deve ser utilizado quando queremos prever quantidades totais dois intervalos de tempo à frente, etc.:

$$RMSE(p) = \sqrt{\frac{1}{N - n + 1} \sum_{k=n}^N e_{k|k-p}^2}$$

A utilização de medidas de desempenho preditivo neste tipo de séries requer ainda outro tipo de considerações, devido ao facto de estarmos a fazer previsão de dois valores, o instante temporal em que se vai dar a próxima ocorrência, e a quantidade. Prever directamente a taxa de procura, e aplicar RMSE aos respectivos erros, pode originar resultados enganadores. Por exemplo, num intervalo de tempo em que $d_k = 100/10$, um par de previsões 50 e 5 para quantidade e tamanho do intervalo de tempo, respectivamente, daria origem a um erro nulo, quando na verdade são estimativas muito fracas. Por outro lado, um par de estimativas 95 e 11, que na verdade são boas previsões, originaria um erro maior.

O cálculo de RMSE, separadamente para a série das quantidades e a série dos intervalos de tempo, levanta outra questão: como fazer a minimização? Pode-se fazer a média das duas medidas, mas tipicamente as duas séries estão definidas em escalas diferentes (por exemplo, toneladas e dias). A solução é centrar e reduzir as duas séries, antes de fazer a previsão, descodificando aquando da apresentação dos resultados ao utilizador. Por outro lado, o utilizador pode ter mais interesse na previsão acertada de uma das variáveis do que da outra. Então, a resposta pode ser fazer a média ponderada das duas medidas de desempenho, segundo pesos indicados pelo utilizador.

2.3 Método de Croston

Os métodos de alisamento exponencial são bastante utilizados para previsão de séries temporais. O mais simples destes métodos, o Alisamento Exponencial Simples (AES), pode ser definido como uma combinação linear de todas as observações conhecidas, dando mais peso às observações mais recentes:

$$\hat{y}_{k+1|k} = \alpha y_k + \alpha(1-\alpha)y_{k-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{k-2} + \dots$$

α é denominado coeficiente de alisamento, e $0 < \alpha < 1$. Também podemos definir o método de forma recursiva:

$$\hat{y}_{k+1|k} = \alpha y_k + (1-\alpha) \hat{y}_{k|k-1}$$

Se para α for escolhido um valor próximo de 1 as últimas observações têm um grande peso, e as estimativas adaptam-se mais rapidamente a variações nas características da série. Valores próximos de 0 dão origem a sequências de estimativas mais estáveis. Para obter boas previsões para uma série temporal, α deve ser otimizado relativamente a uma medida de desempenho preditivo baseada nos erros de previsão (por exemplo, RMSE).

Croston [10] notou que a aplicação do AES a séries descrevendo padrões de procura dava origem a inventários demasiado grandes em periodos em que a procura era nula, e sugeriu um método baseado no AES para séries irregularmente espaçadas, em que basicamente se aplica o alisamento exponencial simples quer à série dos intervalos de tempo $\{\Delta x_k\}_{k=1,\dots,N}$, quer à série das quantidades $\{z_k\}_{k=1,\dots,N}$, de modo a obter estimativas um passo à frente:

$$\hat{z}_{k+1|k} = \alpha z_k + (1-\alpha) \hat{z}_{k|k-1}$$

$$\widehat{\Delta x}_{k+1|k} = \alpha \Delta x_k + (1-\alpha) \widehat{\Delta x}_{k|k-1}$$

Estas estimativas são usadas de modo a obter uma estimativa da taxa de procura,

$$\hat{d}_{k+1|k} = \frac{\hat{z}_{k+1|k}}{\widehat{\Delta x}_{k+1|k}}$$

Apesar de se ter tornado o método padrão para previsão sobre este tipo de séries, o método de Croston tem sido alvo de críticas e correções ao longo dos anos. Snyder [30] defende o uso de coeficientes de alisamento diferentes para $\{\Delta x_k\}_{k=1,\dots,N}$ e $\{z_k\}_{k=1,\dots,N}$. Syntetos e Boylan [31] provaram um enviesamento nas estimativas, propondo uma correção

$$\hat{d}_{k+1|k} = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{\hat{z}_{k+1|k}}{\Delta x_{k+1|k}}$$

Este método não é indicado para séries não estacionárias, isto é, cujas propriedades distribucionais apresentem variações significativas ao longo do tempo, como por exemplo séries temporais que exibam tendência, assim como também não é indicado para séries com efeitos de sazonalidade.

2.4 Método de Wright (IDUHO)

Wright [37] propôs uma extensão do método de Holt para previsão de séries irregularmente espaçadas com tendência localmente linear. O método de Holt é utilizado para estimar a tendência dos dados, utilizando estimativas de nível e de declive obtidas através de alisamento exponencial.

O método de Wright, ou IDUHO (*Irregular Data Using Holt's method*) pode trazer alguma flexibilidade em relação ao método de Croston, que parte do princípio que os dados são localmente estacionários. São obtidas estimativas $\hat{z}_{k+1|k}$ um passo à frente, e a taxa de procura por unidade de tempo é obtida dividindo essa estimativa pelo intervalo de tempo médio. O método de Wright funciona da seguinte maneira: a previsão um passo à frente do valor da procura $\hat{z}_{k+1|k}$ depende de uma estimativa de nível a_k e de uma estimativa de declive b_k .

$$\begin{aligned}\hat{z}_{k+1|k} &= a_k + b_k \Delta x_k \\ a_k &= (1-\alpha_k)(a_{k-1} + b_{k-1}\Delta x_k) + \alpha_k z_k \\ b_k &= (1-\beta_k)b_{k-1} + \beta_k (a_k - a_{k-1}) / \Delta x_k\end{aligned}$$

estas dependem das actualizações de β_k e α_k , dadas por

$$\beta_k = \frac{\beta_{k-1}}{(1-B)^{\Delta x_k} - \beta_{k-1}}$$

$$\alpha_k = \frac{\alpha_{k-1}}{(1-A)^{\Delta x_k} - \alpha_{k-1}}$$

sendo A o coeficiente de alisamento para o nível e B o coeficiente de alisamento para o declive. A inicialização pode ser feita da seguinte forma:

$$\beta_0 = 1 - (1-B)^q$$

$$\alpha_0 = 1 - (1-A)^q$$

$$a_0 = z_1$$

$$b_0 = 0$$

com q o intervalo de tempo médio.

Os coeficientes de alisamento A e B são optimizados face a RMSE, mas a escolha do suporte no qual os valores óptimos são procurados merece algum cuidado para evitar tempos de execução muito grandes. Como é habitual que A^* e B^* tomem valores próximos de 0 ou de 1, a pesquisa é feita à milésima entre 0 e 0.1 e entre 0.9 e 1; à centésima entre 0.1 e 0.2 e entre 0.8 e 0.9; e a cada 5 centésimas entre 0.2 e 0.8. Desta maneira são obtidos valores A^* e B^* bastante satisfatórios, assim como tempos de execução mais moderados.

Como normalmente os primeiros erros obtidos com este método apresentam um desvio grande, são ignorados os primeiros 10% de erros no cálculo do RMSE, para optimização dos coeficientes de alisamento. Este número foi escolhido por ser um número relativamente pequeno em relação ao tamanho total da série, mas suficientemente grande para desprezar alguns erros mais enviesados. A vantagem relativamente a um número fixo de erros a ignorar prende-se no tamanho variável das séries: em séries pequenas um número fixo pode ser muito significativo, enquanto que em séries com muitas observações não há perda de informação significativa se se desprezar um número maior de erros. Este procedimento vai ser adoptado em todos os processos de AES efectuados pelo programa descrito neste

trabalho.

A série em causa deverá apresentar um crescimento localmente linear , não deverá apresentar efeitos de sazonalidade significativos, e deverá ter um número suficientemente grande de observações.

Este método pode dar origem a estimativas negativas, o que é incorrecto pois os valores de procura devem ser positivos. Isto pode ser ultrapassado usando a série de procura acumulada $\{y_k\}_{k=1,\dots,N}$ para obter previsões. Assim, além de filtrar algum ruído da série, temos a certeza que a série tem uma tendência crescente, o que vai dar origem a estimativas de declive não negativas. No entanto a estimativa de nível pode estar abaixo dos valores da série, o que, com um declive pequeno, dá origem a uma previsão decrescente da série que é forçosamente crescente. Pode-se então usar a fórmula

$$\hat{y}_{k+1|k} = y_k + b_k \Delta x_k$$

para estimação da procura acumulada, sendo que a procura no instante $k+1$ fica

$$\hat{z}_{k+1|k} = y_k + b_k \Delta x_k - y_k = b_k \Delta x_k$$

Poder-se-ia estender este raciocínio à fórmula de estimação do declive, isto é, substituir as estimativas de nível a_k pelos valores y_k da série. Isto tornaria o coeficiente de alisamento A obsoleto, e ficaríamos apenas com B para otimizar. No entanto, na presença de uma mudança de nível da série, isto é, uma quantidade z_k muito grande, teríamos uma estimativa de declive muito grande também, embora na série ele se mantivesse inalterado. A utilização de estimativas de nível permite uma adaptação mais lenta.

Outro factor que pode dar origem a erros de estimação muito grandes é a ocorrência de intervalos de tempo grandes. Como $\hat{z}_{k+1|k}$ depende de Δx_k , um valor relativamente grande dá origem a estimativas para o instante $k+1$ muito pouco fiáveis. Da mesma maneira, na actualização de b_k e a_k , valores pouco usuais do intervalo de tempo influenciam estas estimativas. Assim, podem-se obter melhores resultados trocando, nas fórmulas do método de Wight, os valores Δx_k por

Tabela 2.1 – Comparação de valores de RMSE para o método de Wright utilizando o último intervalo de tempo (1), e utilizando estimativas geradas por AES (2).

Série	Wright (1)	Wright (2)
CGD	6.89	6.39
AKS60	76.23	67.66
AKX80	87.18	76.21
KS601220	48.9	37.58
KS700620	31.57	24.86
KS700820	11.75	10.31
KS701100	19.45	16.05
KS701430	15.99	12.38
KX901220	70.79	54.19

estimativas $\widehat{\Delta x}_{k+1|k}$ obtidas por AES, utilizando as observações de intervalos de tempo até ao instante k :

$$\begin{aligned}\hat{z}_{k+1|k} &= a_k + b_k \widehat{\Delta x}_{k+1|k} \\ a_k &= (1 - \alpha_k)(a_{k-1} + b_{k-1} \widehat{\Delta x}_{k+1|k}) + \alpha_k z_k \\ b_k &= (1 - \beta_k)b_{k-1} + \beta_k(a_k - a_{k-1}) / \widehat{\Delta x}_{k+1|k}\end{aligned}$$

Testando em nove séries (Tabela 2.1), foram obtidas melhorias de resultados, embora estes testes não sejam suficientes para atestar a qualidade do modelo.

2.5 Outros métodos de previsão

Vários métodos foram propostos baseados em alisamento exponencial. Além dos já descritos métodos de Croston e Wright, Cipra *et al.* [11] propuseram uma extensão do método de Holt-Winters para séries de dados observados irregularmente. Este método tem em conta uma possível periodicidade da série a tratar, utilizando factores de sazonalidade.

Carmo e Rodrigues [7] utilizaram redes neurais para fazer previsão de séries

irregularmente espaçadas. Utilizando redes de funções de base radial, demonstraram que se conseguem obter resultados significativamente superiores relativamente aos outros métodos.

2.6 Previsão de densidades

Ao invés de apresentar apenas previsões pontuais pode-se obter mais informação estimando uma função densidade de probabilidade. Assim obtém-se uma descrição completa da incerteza associada à estimativa pontual, e torna-se possível prever com mais facilidade o comportamento futuro do processo em estudo. A previsão de densidades é especialmente útil se em que em cada passo k tiver de ser tomada uma decisão, definida por uma quantidade Q_k (por exemplo, na gestão de *stocks*, um caso típico para o tipo de séries em estudo), e essa decisão é avaliada por uma função custo geralmente assimétrica. Num caso simples, a função custo é definida por:

$$c(Q_k : Y_k = y_k) = \begin{cases} u(y_k - Q_k) & \text{se } Q_k < y_k \\ w(Q_k - y_k) & \text{c.c.} \end{cases}$$

e então a decisão óptima é dada pelo quantil de probabilidade

$$P[Y_{k+1} \leq Q_{k+1}] = \frac{u}{u + w}$$

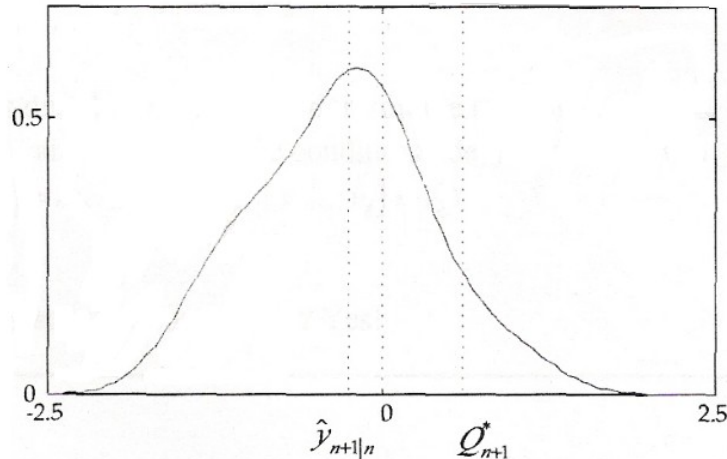


Figura 2.1 – Inferência de decisão óptima utilizando uma função custo simples.[28]

Este caso define um problema conhecido como 'problema do ardina' (*newsvendor problem*). Um vendedor de jornais tem de decidir quantos jornais comprar para o seu quiosque, antes de saber quantos vai conseguir vender. A decisão é feita tendo em conta o custo de perda de oportunidade, isto é, o custo (u) de ter uma unidade a menos do que a procura; e o custo (w) de ter uma unidade a mais que a procura. Num caso mais geral, para além dos custos por excesso e por defeito u e w definidos anteriormente, pode também definir-se um custo fixo A de aquisição, e a quantidade em *stock* no período. Neste trabalho a atenção vai para o caso mais simples.

A estimação de uma função densidade de probabilidade referente a uma variável pode ser efectuada utilizando o método do *kernel*. Este consiste na soma ponderada de funções densidade centradas em dados de uma amostra. Rodrigues [28] sugere um processo simples para estimar densidades em torno de uma previsão pontual de uma série temporal, utilizando o AES para atribuir pesos às funções *kernel* localizadas nas observações da série. Assim, a função densidade de probabilidade um passo à frente é dada por uma soma ponderada de k funções *kernel* $g(x)$:

$$\hat{f}_{k+1|k}(x) = \sum_{i=1}^k w_i g_i(x)$$

Os pesos w_i são definidos pelo coeficiente de alisamento α , optimizado na aplicação do AES,

$$w_i = \alpha (\alpha - 1)^{N-i}$$

e as funções *kernel* são funções densidade gaussianas (embora possam ser utilizadas outras, é mais usual considerar a distribuição Normal) com centro nas observações da série acumulada:

$$g_i(x): N(y_i, \sigma)$$

Desta maneira, as observações mais recentes da série assumem maior importância relativamente às mais antigas, na função densidade de probabilidade a estimar. A este processo dá-se o nome de Ponderação Exponencial de *Kernels* (*Exponentially Weighted Kernels* – EWK).

O parâmetro de dispersão, σ , pode ser definido de várias maneiras. Na estimação de densidades para amostras estacionárias no tempo, Silverman (1986) sugere, para funções *kernel* gaussianas, a fórmula heurística

$$\sigma = 1.06 \frac{\sigma_N}{N^{0.2}}$$

Carmo [8] propôs um método de estimação de parâmetros de dispersão variáveis, σ_k , baptizado como Actualização do Raio através de Distâncias Recursivas (ARDR), com o intuito de obter maior qualidade nas densidades estimadas do usando um valor fixo. Este processo calcula, de forma recursiva, a distância da nova observação ao ponto médio calculado até então, também de forma recursiva. O parâmetro de dispersão é então definido como uma proporção da distância.

$$\begin{aligned}\bar{x}_k &= \alpha x_k + (1 - \alpha) \bar{x}_{k-1} \\ \bar{d}_k &= \alpha \|x_k - \bar{x}_{k-1}\| + (1 - \alpha) \bar{d}_{k-1} \\ \sigma_k &= \lambda \bar{d}_k\end{aligned}$$

Para valor de λ , Carmo sugere a utilização de 0.5. Relativamente à inicialização \bar{d}_0 , podemos utilizar informação sobre o comportamento geral da série para fazer a inicialização, pelo que neste trabalho será utilizado a fórmula proposta por Silverman.

Este método é facilmente adaptável ao método de Croston, bastando utilizar o valor óptimo do coeficiente de alisamento na ponderação das funções *kernel*, centradas nos valores da série $\{z_k\}_{k=1, \dots, N}$. Mas pode também ser utilizado em conjunto com qualquer método que forneça previsões pontuais, calculando a série de erros de previsão $\{e_k\}_{k=1, \dots, N}$, e aplicando o AES a essa série. O α^* obtido é então utilizado para ponderar as funções *kernel*, com centro nos erros. Note-se que a variável

aleatória z_{k+1} pode ser expressa como a soma de $\hat{z}_{k+1|k}$ com a variável aleatória correspondente ao próximo erro um passo à frente, que se acredita que tenha a mesma distribuição que a série dos erros encontrados até então:

$$z_{k+1} = \hat{z}_{k+1|k} + e_{k+1|k}$$

Assim, a densidade de z_{k+1} pode ser obtida por simples deslocação da densidade estimada para os erros.

Se quisermos obter estimativas da procura total num horizonte temporal equivalente a duas vezes o intervalo temporal médio verificado até então, basta calcular estimativas dois passos à frente, e com a respectiva série de erros construir a função densidade. O mesmo sucede para qualquer horizonte temporal múltiplo do intervalo temporal médio, modificando apenas o número de passos à frente ao fazer a previsão. No entanto, pode interessar ao utilizador obter previsões da procura total em outros intervalos de tempo. Sendo que não podem ser calculados, por exemplo, erros 1.5 passos à frente, surge um problema se quisermos obter uma previsão de uma função densidade para um horizonte temporal 1.5 vezes o intervalo médio. Uma maneira de ultrapassar este problema é fazer interpolação, utilizando densidades calculadas com erros um e dois passos à frente. Isto não deve ser feito directamente, mas sim integrando as densidades, de modo a obter as funções distribuição de probabilidade. Fazendo a interpolação entre estas, e então diferenciando o resultado, obtém-se a nova densidade. A interpolação deve ser feita utilizando pesos coerentes para cada função (no exemplo dado, peso 0.5 para ambas as distribuições); e utilizando a função inversa das distribuições, pois oferece resultados mais intuitivos (figura 2.2), e permite utilizar um suporte fixo ([0,1]). No entanto, deve-se notar que, por muito bons resultados que se obtenha, a interpolação das duas densidades não passa de um paliativo, e pode não oferecer uma descrição real do comportamento da variável aleatória 'quantidade total' para esse intervalo de tempo. Este processo não foi implementado no programa descrito neste trabalho, mas é algo a considerar no futuro, de modo a aumentar as opções do utilizador.

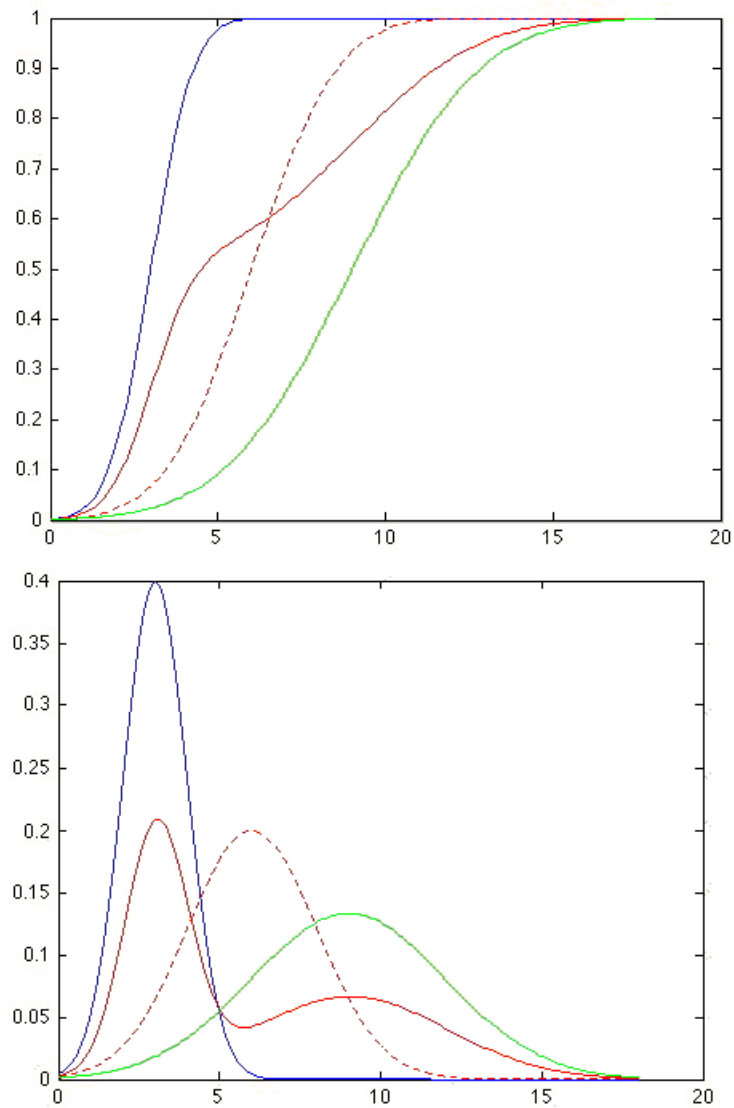


Figura 2.2 – Interpolação de densidades através da função distribuição, directamente (vermelho contínuo), e usando a inversa (vermelho tracejado).

2.7 Estimativas subjectivas

Por vezes os dados históricos não fornecem informação suficientemente robusta, ou não incorporam informação que pode ser relevante para a decisão. Daí a importância da experiência do decisor na avaliação do risco e manuseamento dos dados de modo a poder fornecer informação extra através de estimativas subjectivas. '*Guesstimate*', palavra proveniente da agregação de '*guess*' (suposição) e '*estimate*' (estimativa), é uma expressão utilizada por estatísticos para descrever estimativas efectuadas sem informação factual adequada ou completa. Estas

estimativas assumem relevância em áreas como a economia, quando a informação histórica não é suficiente para inferir correctamente sobre comportamentos futuros. No entanto, não devem ser efectuadas por pessoas sem conhecimento ou experiência nos processos para os quais se quer obter estimativas, sob o risco de ausência de qualidade. *Guesstimates* podem ser combinadas *a posteriori* com previsões obtidas por métodos estatísticos, ou com outras *guesstimates* fornecidas por outros especialistas (como por exemplo no método de Delphi), na tentativa de obter os melhores prognósticos.

Usualmente consideram-se estimativas pontuais, mas, ao invés disso, pode ser obtida mais informação pedindo ao decisor uma estimativa intervalar, sem um acréscimo substancial de dificuldade para o decisor. Assim, obtendo duas estimativas, de máximo e de mínimo, obtém-se alguma informação sobre o grau de incerteza, e a este intervalo pode ser associada uma função densidade de probabilidade.

Na aplicação desenvolvida neste trabalho, o utilizador terá a oportunidade de fornecer e integrar as suas estimativas. Isso será feito com a introdução de um intervalo de valores realistas para o problema em questão. A este intervalo será associada uma função densidade de probabilidade Normal, que será posteriormente combinada, através de uma soma ponderada, com a densidade obtida pelo processo descrito em 2.5. Resulta uma nova densidade contendo informação proveniente do método estatístico anteriormente utilizado, e informação subjectiva oferecida pelo decisor. No entanto, levanta-se o problema de como adequar a curvatura gaussiana a um intervalo. O centro da função Normal deverá ser o centro do intervalo, mas, devido ao suporte da distribuição Normal ser o conjunto dos números reais há sempre um certo valor de probabilidade que ficará fora dos valores de máximo e mínimo indicados. Dependendo do desvio padrão considerado, este valor pode ser ínfimo ou não.

Moder e Rodgers [18], num estudo referente ao método PERT (método em que são utilizadas estimativas subjectivas intervalares para planeamento de projectos), defendem que as estimativas intervalares não devem ser interpretadas de maneira estrita. Isto é, ao serem fornecidas estimativas de mínimo e máximo, são obtidos melhores resultados se, ao invés de se considerar que é certo que os valores que se querem estimar estão entre essas duas estimativas, os extremos do

intervalo forem interpretados como estimativas dos quantis 0.05 e 0.95, respectivamente.

Tendo em conta esta noção de que a estimativa intervalar subjectiva não deve ser tomada como absoluta, o desvio padrão a considerar, para a adequação da curvatura gaussiana aos valores de mínimo e máximo fornecidos pelo utilizador, será definido dividindo a amplitude do intervalo por 3.3. Este valor resulta de, na distribuição Normal,

$$P[\mu - 1.65\sigma < X < \mu + 1.65\sigma] \approx 0.9$$

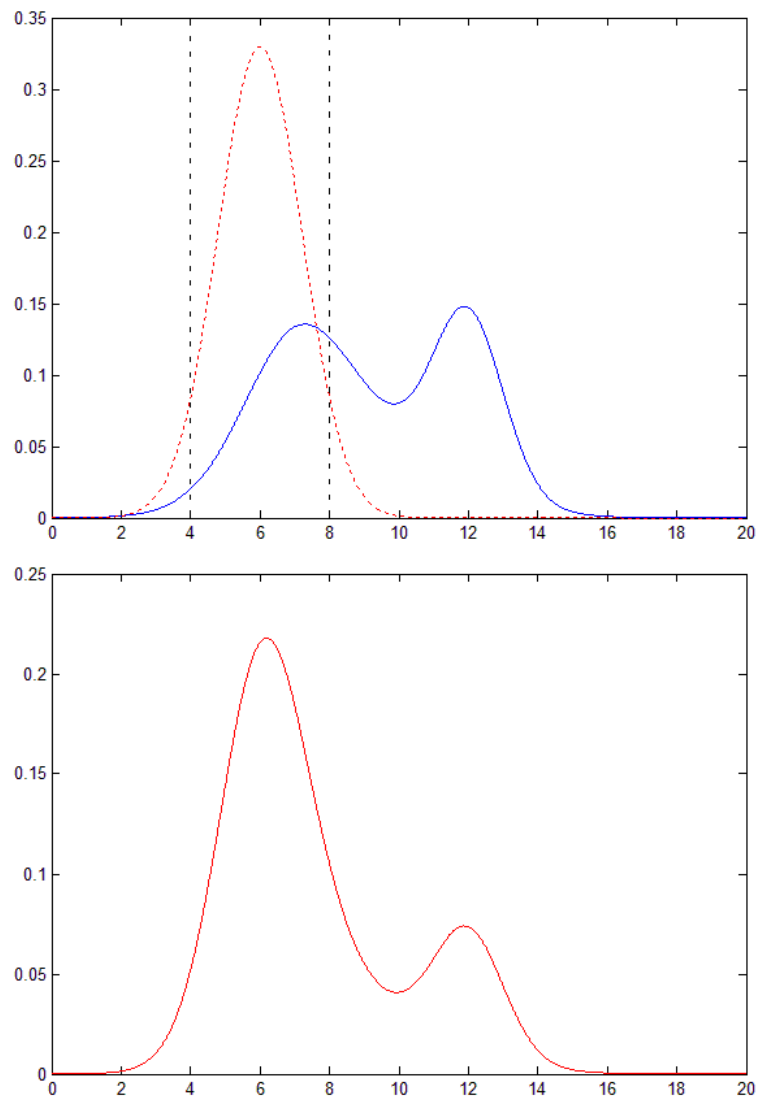


Figura 2.3 – Combinação de uma densidade com uma estimativa intervalar [4,8], com peso 50%.

3. Construção de uma aplicação *Web* para apoio à decisão

3.1 Requisitos

As características específicas que se espera que uma aplicação acessível através da Internet tenha (ubiquidade, tempo reduzido de acesso e de treino) requerem que se tenham em conta alguns factores.

- **Possibilidade de correr em qualquer equipamento.** A diversidade de sistemas operativos e *Web browsers* pode constituir um problema, se quisermos que a aplicação possa ser usada a partir de qualquer computador. A linguagem Java dá-nos essa possibilidade, com a vantagem de ser bastante fácil imbutir uma aplicação codificada em Java numa página *Web*.
- **O GUI (*graphical user interface*) deve ser simples, intuitivo e atraente.** Para isto devem ser usadas formas que o utilizador conheça, como botões, *sliders* e campos de texto com significados explícitos. A entrada de dados também deve ser fácil, com um formato simples e com a possibilidade de fornecer um URL para um ficheiro de dados.
- **Dar opções ao utilizador.** Uma aplicação que receba uma série e se limite a retornar uma previsão tem pouca utilidade. O utilizador deve-se sentir envolvido no processo de previsão e, para tal, opções para fornecer mais informação sobre o que deseja são necessárias. No entanto, demasiadas opções também podem fazer o utilizador sentir-se perdido, além de aumentar o tempo de familiarização com o programa. Daí uma estrutura definida por fases é uma boa solução. Opções a fornecer ao utilizador podem ser: definir o horizonte temporal para o qual deseja a previsão, fornecer um palpite preditivo, ou definir uma função custo.
- **Não dar ao utilizador mais informação do que a necessária.** Muita informação redundante ou inconsequente pode fazer o utilizador ter

dificuldade em descortinar o que lhe interessa realmente.

- **As componentes devem ter significados perceptíveis.** Em cada fase, o utilizador deve perceber facilmente o que pode então fazer. Daí a necessidade de acompanhar os passos do utilizador com explicações sucintas das opções disponíveis.

Existem uma série de padrões e normas para a *Web*, recomendadas pelo World Wide Web Consortium [36], que devem ser respeitadas aquando da criação de conteúdos para a Internet. Estas normas tentam assegurar uma padronização dos conteúdos Web, de maneira a que esta possa ser utilizada por um número máximo de utilizadores. Estão principalmente relacionadas com a acessibilidade, interoperabilidade e facilidade de utilização.

3.2 Estrutura

Definimos então uma estrutura como a seguinte: Em todos os passos deve haver a possibilidade de retroceder à fase anterior, de modo a se poder fazer alterações às opções antes escolhidas.

Passo 0:

[!] Fornecer informação sobre o propósito da aplicação, métodos implementados, requisitos, etc.

Passo 1:

[?] Inserir uma série temporal bivariada irregularmente espaçada.

Passo 2:

[!] Apresentar uma representação gráfica da série.

[!] Apresentar uma previsão de $\Delta x_{k+1|k}$.

[?] Possibilidade de o utilizador inserir o horizonte temporal em que quer a previsão.

Passo 3:

[!] Apresentar uma previsão como função densidade estimada com *kernels* ponderados exponencialmente.

[?] Possibilidade de o utilizador inserir um intervalo em que julgue estar o valor a prever.

[?] Possibilidade de o utilizador indicar o seu nível de confiança na previsão subjectiva.

Passo 4:

[!] Apresentar uma previsão como função densidade estimada ponderando a função obtida anteriormente, com uma curva gaussiana que contenha 90% de probabilidade centrada no intervalo fornecido pelo utilizador no Passo 3.

[?] Possibilidade de o utilizador definir uma função custo assimétrica, indicando u e w (por omissão, $u/w = 1$).

Passo 5:

[!] Apresentar uma decisão optimal, relativa aos valores u e w apresentados. Se for $u/w = 1$, a decisão óptima é definida pela mediana (em geral, não coincide com a previsão pontual, interpretada como valor esperado).

Tendo em conta esta estrutura, e os métodos descritos no capítulo anterior pode ser feita uma descrição mais detalhada do programa (figura 3.1), explicitando a transmissão de informação (as variáveis) entre os diferentes passos, e os cálculos efectuados entre os *inputs* do utilizador.

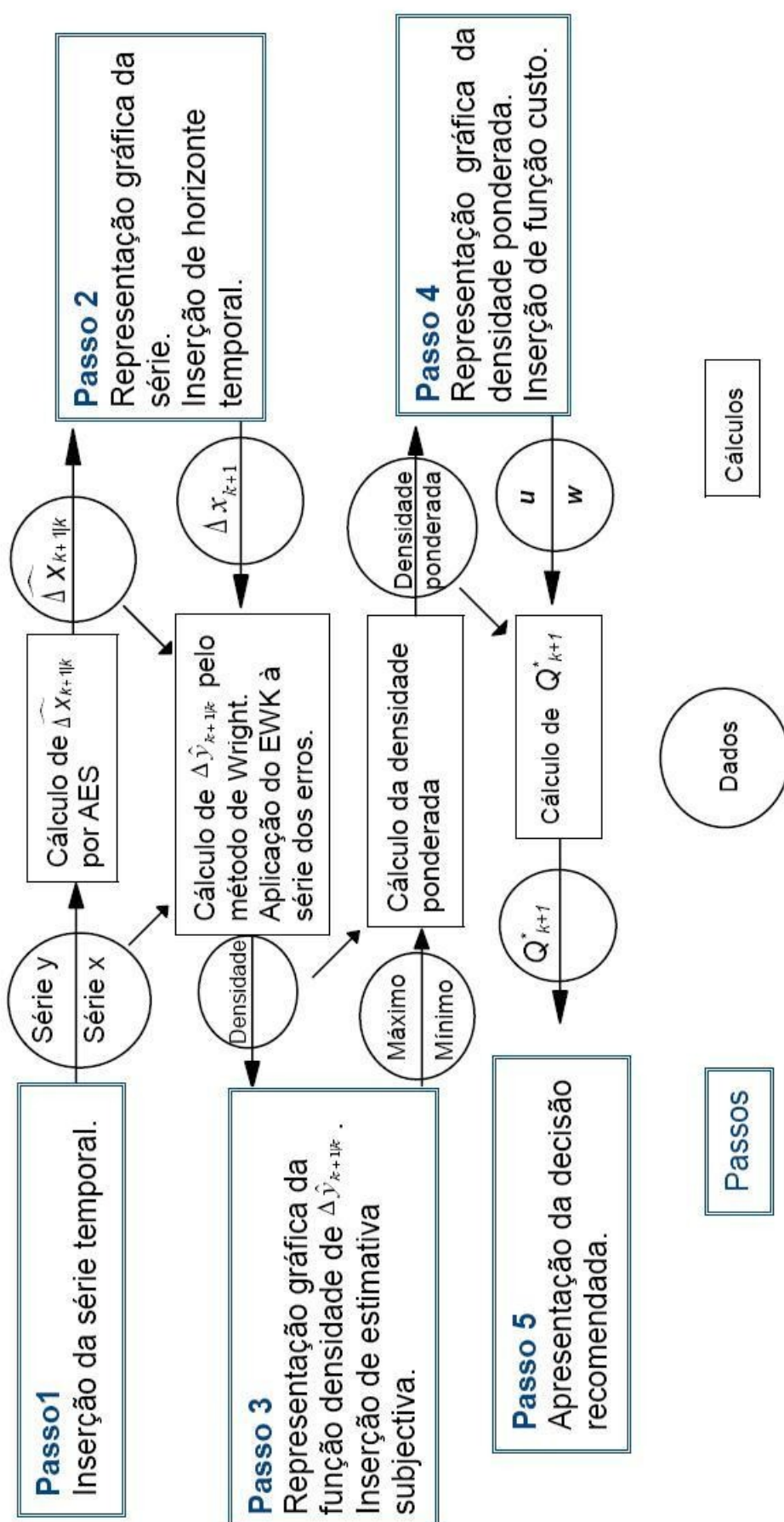


Figura 3.1 - Esquema modular da estrutura do programa.

3.3 Java

A linguagem de programação Java surgiu no início dos anos 90, criada por uma equipa de investigação da Sun Microsystems liderada por James Gosling. O projecto foi iniciado devido a uma insatisfação com as linguagens existentes, particularmente devido à necessidade de criar programas que pudessem ser executados em dispositivos com arquitecturas (Sistemas Operativos, hardware, etc.) muito diferentes. O crescimento da *World Wide Web* e o carácter estático das páginas de então veio aumentar essa necessidade, pois apenas era possível obter alguma dinâmica com programas que eram executados no servidor e viam o seu desempenho limitado pela velocidade de transmissão e capacidade de processamento dos servidores. A solução passava por programas que pudessem ser transmitidos e executados nas máquinas cliente.

A primeira implementação, Java 1.0, surgiu em 95, criada com 5 objectivos principais [13]:

- Ser simples, familiar, e orientada a objectos;
- Ser robusta e segura;
- Ter arquitectura neutral e portátil;
- Ser executada com alta performance;
- Ser interpretada, dinâmica, e ter a possibilidade de executar múltiplas instruções simultaneamente.

O objectivo de ser uma linguagem multi-plataforma não pode ser atingido através da utilização de compiladores tradicionais, pois estes são específicos de uma linguagem e de um tipo de computador. Em vez disso, quando se compila código Java não é gerado código executável, mas sim *bytecode*, um código constituído por instruções simples que é executado num computador virtual. Assim, não é necessário compilar separadamente o código para cada tipo diferente de computador, desde que o computador onde se quer executar o código tenha um programa que interprete o *bytecode*, o Java Virtual Machine (JVM). Estes intérpretes já são específicos para cada computador.

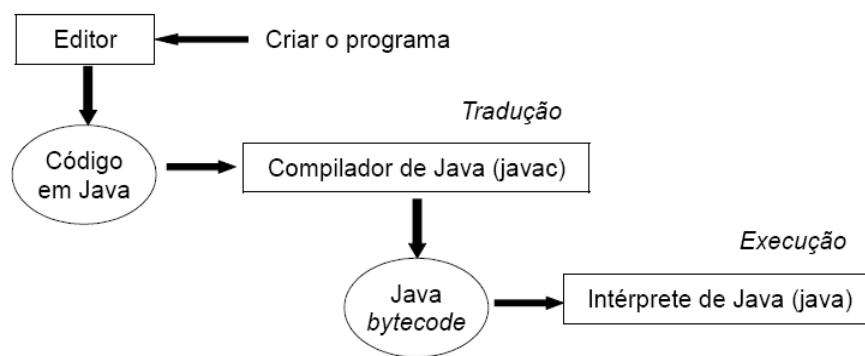


Figura 3.2 – Esquema de criação, compilação e execução de um programa em Java.[17]

Ao longo dos anos o Java tem sofrido constante evolução e com o desenvolvimento da Internet tornou-se uma das linguagens mais utilizadas. Em 2006 a Sun Microsystems libertou grande parte do Java como software livre, segundo os termos da Licença Pública Geral (General Public Licence). Em 2007 completou o processo, fazendo todo o código base do Java público, excepto uma pequena porção de código que não pertencia à Sun. A popularidade desta linguagem faz com que actualmente seja fácil encontrar na *Web* bibliotecas de funções com as mais variadas funcionalidades – por exemplo, todos os gráficos utilizados nesta aplicação são construídos utilizando as bibliotecas *jFreeChart* [23]. Outra vantagem da popularidade do Java é a existência de variados Ambientes de Desenvolvimento Integrado (Integrated Development Environment – IDE) que facilitam a implementação nesta linguagem. Um exemplo é o *Netbeans IDE* [19], utilizado no desenvolvimento desta aplicação.

Todos os *Web browsers* têm actualmente a capacidade de executar código Java.

3.4 Tipos de aplicações *Web* utilizando Java

Eis as três principais tecnologias que o Java providencia para o desenvolvimento de programas específicos para a Internet:

- **Applets**, programas escritos em Java e executados do lado cliente, requerendo que este tenha um JVM instalado. Os Applets têm a vantagem de ter uma implementação simplificada, não sobrecarregarem

o servidor, e poderem utilizar todos os recursos da linguagem Java. Por outro lado, possuem uma série de restrições de segurança: não podem ler/escrever arquivos ou executar programas no computador cliente, e não podem comunicar com *sites* da Internet sem ser o servidor. Estas restrições podem ser ultrapassadas 'assinando' o Applet, com um certificado de segurança.

- **Servlets**, programas escritos em Java e executados do lado cliente. Estes programas não têm interface gráfico, tornando-se assim mais difíceis de escrever, e funcionam gerando código HTML através de comandos *println*.
- **Java Server Pages** (JSP), programas que misturam código HTML estático com conteúdos dinâmicos gerados por Servlets. A grande vantagem relativamente aos Servlets está na separação do código HTML do código Java.

O programa descrito neste trabalho foi escrito como um Applet, pois é um formato que oferece muito mais recursos (por exemplo em termos de interface gráfico) que os outros dois. O Applet terá de ser 'assinado', de maneira a permitir aceder a séries temporais disponíveis na *Web*. Isto implica que o utilizador tenha de aceitar um certificado de segurança antes de utilizar a aplicação. Relativamente à JVM, é um *plugin* que a larga maioria dos *browsers* tem instalado, pois é pedido por uma grande variedade de aplicações na *Web*.

3.5 Outras tecnologias para aplicações *Web*

Outras linguagens de programação bastante utilizadas para dinamizar o conteúdo de páginas Web, e construir aplicações imbutidas nas mesmas, são, por exemplo:

- **JavaScript** - uma tecnologia multi-plataforma orientada a objectos. Tem a vantagem de ser leve e foi criada para ser imbutida em outros produtos e aplicações, tal como *Web browsers*.

- **Flash** - um *software* que permite a criação de interfaces, aplicações, Flash podem ser corridas num *Web browser*, recorrendo a um *plug-in*.
- **Active X** - um interface de programação de aplicações (Application Programming Interface – API) exclusivo para ambientes Windows, que aumenta as funcionalidades de *Web sites* visionados com o Internet Explorer.
- **.NET** - uma plataforma com um conceito semelhante ao Java. Os programas compilados nas linguagens disponíveis nesta plataforma são compilados num *Common Intermediate Language*, que é transmitido para o computador cliente que também deve ter a plataforma .NET instalada, e é então corrido numa máquina virtual. A diferença principal reside no facto de o .NET ser exclusivo a sistemas operativos Windows.
- **PHP** - linguagem específica para a criação de páginas *Web* com conteúdos dinâmicos, independente de plataforma, e bastante utilizada.

Wroblewski e Ramirez [38] fazem o levantamento das principais vantagens e desvantagens da utilização de algumas destas tecnologias. Existem também algumas ferramentas específicas para a construção de SAD para a *Web*. Estas normalmente trabalham em conjunto com outras tecnologias de desenvolvimento de aplicações *Web*, como por exemplo o Databeacon (databeacon.com), que é baseado em Java. Power e Kaparathi [26] fazem o levantamento de alguns destes auxiliares.

3.6 O programa

Nesta secção será apresentado o programa, assim como algumas considerações directamente derivadas da implementação.

O Applet terá um fundo branco, de maneira a poupar tinta caso o utilizador queira imprimir os seus resultados. Também os gráficos terão fundo branco, pelo mesmo motivo. A utilização de uma cor suave (azul) nos gráficos e nos textos dará um carácter mais atractivo ao programa.

No início de cada passo é apresentada uma descrição breve daquilo que é

pedido ao utilizador. Esta descrição (assim como todo o texto da aplicação) é feita em inglês, para que o programa possa ser utilizado facilmente por um maior número de pessoas.

- **Passo 0**

As informações que constituem o Passo 0 devem estar na página *Web* que aloja o Applet, e depender dos conteúdos e do *layout* do mesmo. Estas informações devem incluir requisitos, objectivos da aplicação, e métodos utilizados. Por exemplo, de uma maneira muito sucinta:

'This application aims to aid decision involving irregular demand processes. A time series should be provided by the user, and density forecasting is then carried out. The user has the option of providing subjective predictions, and a simple cost function to infer optimal decisions.

You must have a JVM installed to use this Web application, compatible with Java version 5 or higher.'

- **Passo 1**

A primeira fase começa por pedir ao utilizador que insira uma série temporal., por exemplo numa caixa de texto. O utilizador pode também optar por fornecer um URL para um ficheiro com os dados, e o texto correspondente a este URL é mostrado na caixa de texto.

Para ser mais fácil ao utilizador conhecer o formato pedido para a introdução dos dados, é-lhe dada a oportunidade de clicar num botão 'See Example' que mostra um exemplo de série temporal irregularmente espaçada, que pode ser utilizada para o utilizador testar e se familiarizar com a aplicação.

Irregular Demand e-Forecasting Tool

STEP 1 - Input an irregular demand time series.

Either provide a URL, or paste data in the text box. Left column: time index; right column: quantity; columns separated by spaces. [See example](#)

☐ URL:

☒ Series:

Figura 3.3 – Passo 1

Pode-se passar ao segundo passo clicando no botão correspondente, mas este apenas funciona se os dados introduzidos preencherem alguns requisitos mínimos. Se não tiverem sido introduzidos dados, se estes não forem em número par (para constituir uma série bivariada), se houver valores negativos (índices temporais e quantidades são necessariamente maiores ou iguais que zero), ou se a série for manifestamente curta (menos de 30 observações), o botão não funciona. Por condicionalismos na implementação dos gráficos, exige-se também que os índices temporais sejam expressos em números inteiros. Para séries temporais em que tal não se verifica, o utilizador deve proceder a um pré-processamento da série antes da inserção.

Se tais requisitos forem preenchidos, é verificada a existência de *outliers*, isto é, valores anómalos que podem alterar o desempenho dos métodos de alisamento exponencial utilizados pela aplicação, partindo-se do princípio que o importante é inferir sobre o comportamento habitual da série, e não prever valores de procura esporádicos excessivamente grandes. Assim, valores de procura superiores a cinco

vezes a mediana são truncados para esse valor.

Em seguida é apresentada uma representação gráfica da série (ou das últimas 100 observações, se o total exceder este número). O gráfico indica, no título, o número de observações representadas.

Após a representação gráfica, procede-se ao cálculo da série dos intervalos de tempo $\{\Delta x_k\}_{k=1,\dots,N}$, e à aplicação do método de AES (com o coeficiente de alisamento α otimizado face a RMSE) para obter uma estimativa de quando se verificará a próxima ocorrência de procura.

- **Passo 2**

No Passo 2 é pedido ao utilizador que insira o horizonte temporal no qual quer a previsão. Isto é feito através de um *slider*, mas as suas escolhas são limitadas: o utilizador deve ter a capacidade de escolher, mas quanto maior o intervalo de tempo para o qual se quer prever a procura total, maior o risco de se obterem más previsões. Assim, o utilizador pode escolher entre três valores: o da previsão para o intervalo de tempo obtida no passo 1, por AES (valor predefinido no slider); o dobro desse valor; ou o triplo.

Após o utilizador carregar no botão 'Go to STEP 3', verifica-se se a série temporal inserida é estritamente crescente e, se não for o caso, a série é integrada, de modo a garantir a existência de uma tendência crescente, para depois ser aplicado o método de Wright (2). A optimização dos coeficientes de alisamento é feita relativamente a RMSE, utilizando erros um, dois, ou três passos à frente, conforme o valor inserido para o horizonte temporal. Relativamente às previsões instantâneas de intervalo de tempo utilizadas no método de Wright, são usadas as estimativas de nível calculadas no passo 1.

A série de erros calculada, para o valor mínimo de RMSE, é utilizada para estimar a função densidade de probabilidade das quantidades. Isto é feito utilizando EWK, isto é, é aplicado o AES aos erros, e o coeficiente de alisamento otimizado α é utilizado para definir os pesos das funções *kernel* gaussianas, aplicados com centro nos erros e desvio padrão definido pela aplicação do método ARDR ($\lambda=0.5$).

Irregular Demand e-Forecasting Tool

STEP 1 - Input an irregular demand time series.

Either provide a URL, or paste data in the text box. Left column: time index; right column: quantity; columns separated by spaces.

[See example](#)

☐ URL:

☒ Series:

```
532 149.839
536 78.000
537 109.521
543 500.000
546 112.000
554 249.812
569 130.000
585 40.000
574 8.550
575 500.000
582 124.590
588 280.000
589 229.773
```

STEP 2 - Choose the forecast time horizon.

Default: forecast of the time interval between events.

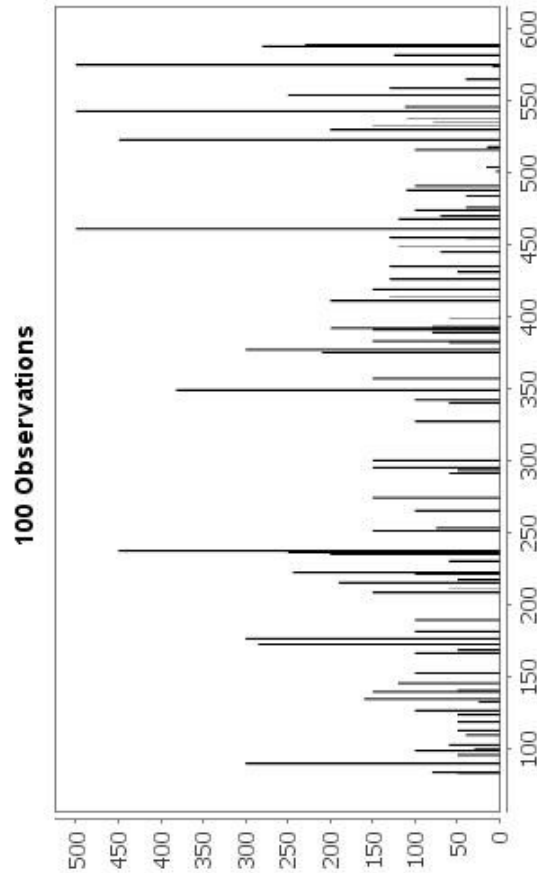


Figura 3.4 - Passo 2

Antes da aplicação do EWK, os erros são centrados e reduzidos (divisão pelo desvio padrão e subtração da média), para que o número de pontos do suporte seja sensivelmente idêntico independentemente da série. A função densidade é definida por dois vectores, X e Y , contendo os valores das abcissas e das ordenadas, respectivamente. Estes são construídos avaliando o valor da soma das funções gaussianas (com centro nos erros e desvio padrão dado por ARDR) a cada milésima, começando no valor correspondente ao erro mais pequeno menos o triplo do desvio padrão correspondente, e acabando no maior erro mais o triplo do seu desvio padrão. Após a definição dos vectores X e Y , os elementos de X são multiplicados pelo desvio padrão e é-lhes somada a média. A todos os valores do vector X soma-se depois a estimativa de declive obtida com o método de Wright, multiplicada pelo horizonte temporal definido pelo utilizador. A distribuição é então truncada em zero, pois não podem existir valores de procura negativos.

São ainda calculados os quantis de ordem 0.05 e 0.95, utilizados no passo 3. Isto é feito fazendo a soma dos valores do vector Y até se obter 0.05 e 0.95, respectivamente, e tomando os valores do vector X de índice correspondente. Para tal funcionar, deve-se ter a certeza de que a soma total dos elementos de Y é igual à unidade. Logo, antes do cálculo dos quantis, os elementos do vector Y devem ser divididos pelo valor da soma de todos eles.

- **Passo 3**

No terceiro passo, o utilizador tem a possibilidade de inserir uma estimativa subjectiva do intervalo em que se situará a procura, movendo as pegas de um *slider* duplo. Este *slider* está alinhado com os valores da representação gráfica da função densidade de probabilidade obtida no passo 2, para melhor se poder visualizar o intervalo a inserir. É ainda apresentado um *slider* para definir o nível de certeza nessa estimativa, entre 0% (total confiança na função densidade obtida anteriormente) e 100% (total confiança no intervalo inserido no *slider* duplo). Os valores predefinidos nos *sliders* são 50%, e os referentes aos quantis de ordem 0.05 e 0.95 da densidade, de modo a que se o utilizador passar para a próxima fase sem mexer nos *sliders*, as propriedades da função densidade não se alterem muito, podendo apenas perder alguns efeitos de multimodalidade.

STEP 2 - Choose the forecast time horizon.
 Default: forecast of the time interval between events.

4 8 12

STEP 3 - Provide an interval guesstimate.
 Move the handles to choose subjective min and max estimates.
 Choose weight between the guesstimate (100%)
 and the time series density forecast (0%).

0 50 100

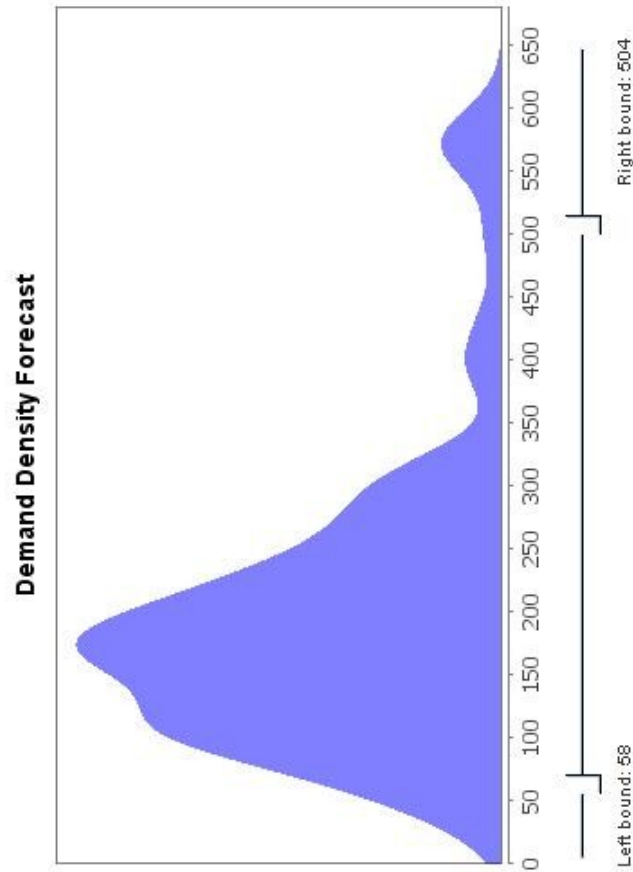


Figura 3.5 - Passo 3

and the time series density forecast (0%).

0

50

100

Back to STEP 2

Go to STEP 4

STEP 4 - Define decision cost function.

To infer the best economic decision to face demand, indicate the ratio between the shortage unit cost (u) and the excess unit cost (w).

u / w =

1

Back to STEP 3

Solve

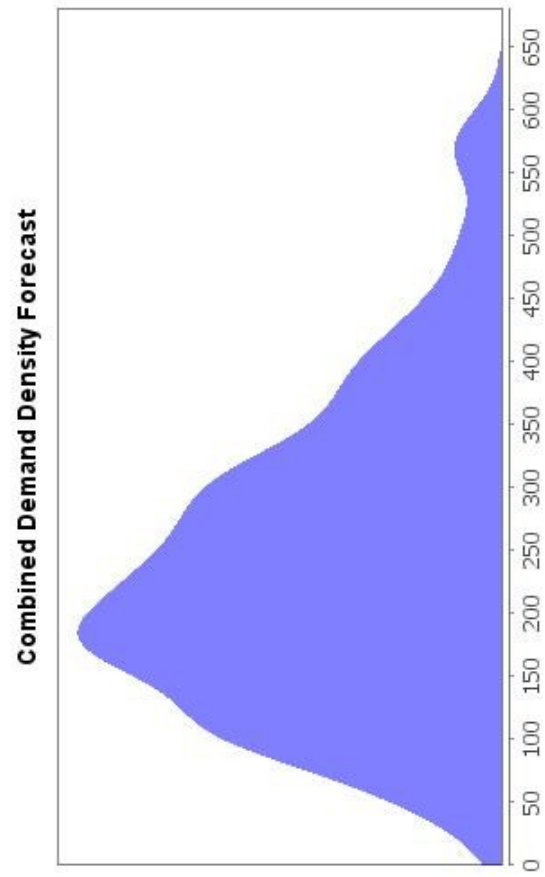


Figura 3.6 - Passo 4

Ao passar para o próximo passo é calculado o ponto médio do intervalo introduzido, e a amplitude. É calculado um vector Y' , que se refere à curva gaussiana tomando como média esse ponto médio, e desvio padrão a divisão da amplitude por 3.3. Esta curva é definida no suporte X . Os valores de Y' são então divididos pela sua soma total, e somados aos valores de Y , utilizando como peso o nível de certeza indicado pelo utilizador.

- **Passo 4**

No Passo 4 o utilizador pode introduzir uma função custo, de modo a poder ser inferida a melhor decisão, dada a função densidade calculada até esta altura. Isto é feito através de uma caixa de texto, onde é indicado o quociente entre u (o preço esperado de ter uma unidade a menos que a procura) e w (o preço esperado de ter uma unidade a mais que a procura). Ao carregar no botão 'Solve' é calculado o quantil de probabilidade $u/(u+w)$ da densidade, referente à decisão óptima, bem como o valor esperado da procura.

- **Passo 5**

Esta fase serve para visualização dos resultados. Além da decisão recomendada é apresentado também o horizonte temporal considerado, e a procura total esperada nesse intervalo de tempo.

O utilizador tem oportunidade de alterar os valores submetidos para u e w , e voltar a pedir a decisão recomendada. Se decidir fazer alguma alteração em outros dados submetidos anteriormente, todos os passos, a partir do 2, disponibilizam um botão que permite retroceder ao passo anterior.

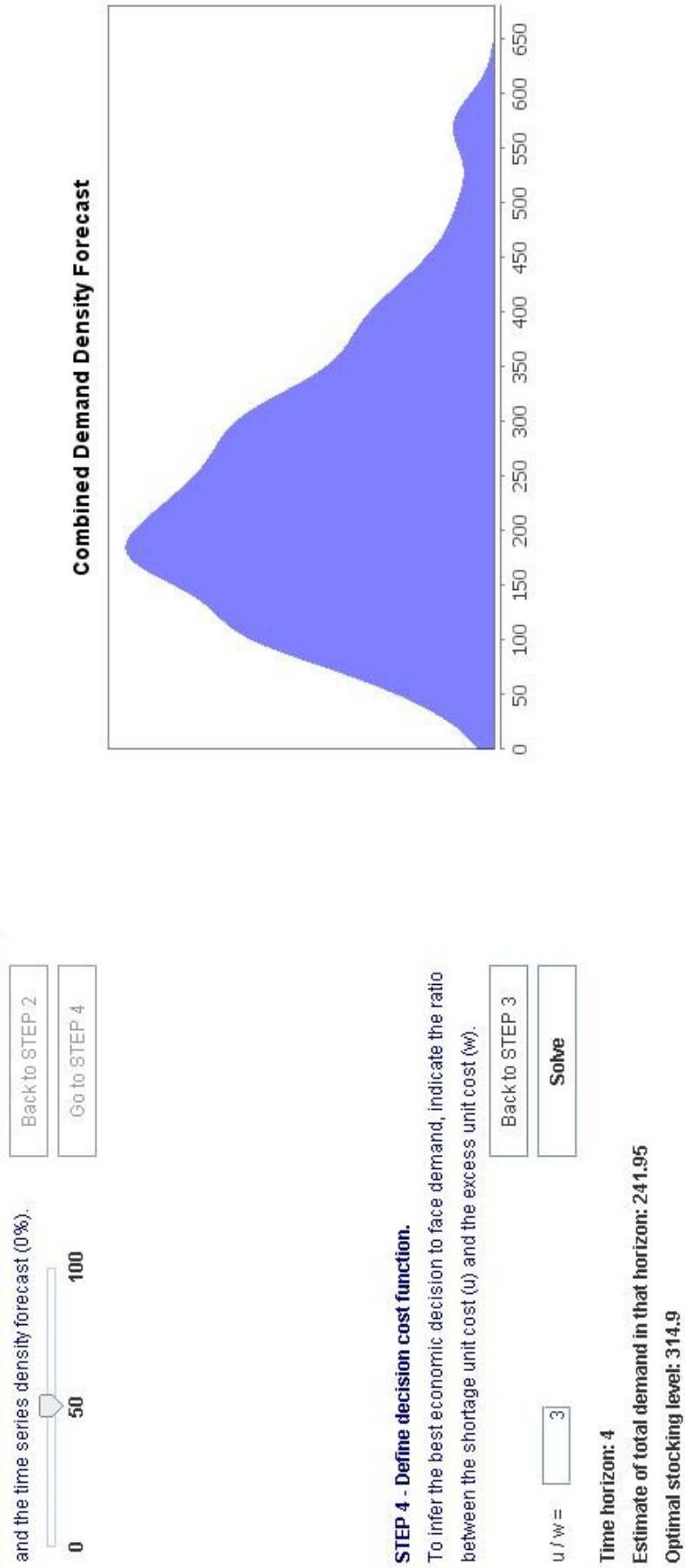


Figura 3.7 - Passo 5

4 Conclusões e trabalho futuro

Sistemas de apoio à decisão são ferramentas computacionais essenciais em muitas áreas de negócio bem como na Administração Pública. A transposição destes programas para a Internet traz vantagens óbvias, sendo a mais importante delas a ubiquidade. Assim, os interessados na utilização de um programa específico para auxiliar a decisão sobre determinado tipo de problemas podem fazê-lo em qualquer altura e em qualquer lugar, bastando para isso um computador com acesso à Internet. Isto toma especial relevância quando as decisões têm de ser tomadas em pouco tempo.

Previsão sobre processos de procura é um problema comum, na medida em que devem ser tomadas decisões sobre aprovisionamento, produção, ou dimensionamento de serviços. Por vezes, a procura não é efectuada em intervalos de tempo regulares, sendo estes processos descritos por séries temporais irregularmente espaçadas, séries bivariadas constituídas pelos índices temporais em que se a procura se manifesta, e as quantidades procuradas. Uma das abordagens para fazer previsão sobre este tipo de séries, o método de Wright, baseia-se no método de Holt, estimando parâmetros de nível e de declive adequados à série. Embora já tenha sido demonstrado que este método dá uma resposta satisfatória, pode ser melhorado. A utilização do último intervalo de tempo na estimação dos parâmetros de nível e de declive, e da previsão um passo à frente, pode dar origem a erros de previsão muito grandes, quando se encontra um anomalamente relativamente grande. Utilizando valores obtidos por AES sobre a série de intervalos de tempo, em vez dos intervalos de tempo propriamente ditos, as estimativas ficam mais estáveis, não se deixando de incorporar informação sobre o último intervalo de tempo. Um estudo mais completo das consequências desta modificação, com mais séries com diferentes características, é algo que pode ser feito no futuro.

A estimação de funções densidade de probabilidade pode ser um auxiliar importante na tomada de decisão, em particular por incluir informação sobre volatilidade que uma estimativa pontual não fornece. A ponderação exponencial de *kernels* (EWK) é uma maneira simples de estimar funções densidade, facilmente

aplicável como complemento de qualquer método de estimação pontual. Estas densidades podem ser combinadas com estimativas intervalares subjectivas fornecidas pelo decisor, de maneira a melhorar o desempenho do método. A estes intervalos é associada uma densidade gaussiana, contendo 90% de probabilidade centrada no intervalo, que é ponderada com a função densidade estimada por EWK. Foi criado um programa acessível pela Internet com o objectivo de fazer previsão de séries irregularmente espaçadas, que incorpora estas funcionalidades. Há ainda a possibilidade de introduzir uma função custo de modo a inferir a melhor decisão, a recomendadar, consoante a função densidade estimada. Com estas características obtém-se um programa útil, versátil, e simples de utilizar. No entanto, este pode ainda ser melhorado, aumentando as opções do utilizador relativamente aos horizontes temporais para os quais escolhe fazer a previsão. Isto pode ser feito com a interpolação de funções densidade de probabilidade, utilizando as inversas das funções distribuição correspondentes.

Em conjunção com as preocupações habituais que se devem ter na implementação de um programa, a criação de uma aplicação *Web* deve ter em conta outros factores. Entre eles estão a facilidade de utilização e de aprendizagem, a acessibilidade, e a disponibilização racional de informação e de opções ao utilizador. A linguagem de programação também deve ser escolhida criteriosamente, sendo que a linguagem Java oferece facilidade de implementação de programas com objectivo específico de utilização *online*.

O melhoramento de uma aplicação *Web* merece uma atenção constante, e é feito de forma contínua dependendo do *feedback* dos utilizadores. Não tendo sido testado de forma exaustiva, é natural que o programa descrito neste trabalho possa sofrer alterações. Estas podem ser dadas no interface, com a introdução de novos componentes ou a alteração dos existentes, tendo em vista aquilo que os utilizadores acharem pertinente modificar ou introduzir. Mais opções podem ser inseridas, e com elas pode ser necessária a alteração dos modelos de base matemática utilizados. Dois exemplos de modificações são: a possibilidade de introduzir um custo de aquisição fixo, para além dos custos u e w da função custo; e a possibilidade de indicar as quantidades já disponíveis em *stock*. Isto ajudaria a caracterizar melhor o 'problema do ardina' subjacente. Outro melhoramento que pode ser introduzido, neste caso relativo ao interface gráfico, passa por esconder

nos passos iniciais os comandos (*sliders*, botões, etc) referentes aos passos mais avançados.

A utilização de modelos com maior capacidade preditiva que o método de Wright, como por exemplo os baseados em redes neurais [7], pode melhorar consideravelmente a qualidade deste programa. Tal implementação pode ser auxiliada por uma ferramenta de cálculo numérico mais poderosa. Um exemplo é o MATLAB, que nas suas últimas versões integra o 'Java Builder', um utilitário que permite a comunicação de programas Java com o MATLAB. Este auxílio seria efectuado apenas com uma instalação do MATLAB no servidor, que efectuará os cálculos e transmitirá para o cliente. No caso da manutenção de uma implementação exclusiva em Java, existem disponíveis na *Web* bibliotecas para implementação de redes neurais nesta linguagem [14]. Com a implementação de outros métodos de previsão, pode ser dada ao utilizador a possibilidade de escolher entre os métodos; ou podem ser utilizados os métodos simultaneamente, apresentando ao utilizador uma síntese comparativa dos resultados, assim como a combinação optimizada dos métodos, de modo a serem obtidos os melhores resultados.

5 Bibliografia

Nota: todos os endereços de Internet indicados foram consultados em 22/07/2009.

- [1] Altay, N., Rudisill, F., e Litteral, L. A. (2007) 'Adapting Wright's modification of Holt's method to forecasting intermittent demand', *International Journal of Production Economics*, Vol. 111, no. 2, pp. 389-408.
- [2] Armstrong, J. S. 'Principles of Forecasting', <www.forecastingprinciples.com>
- [3] Armstrong, J. S. 'Delphi Decision Aid', <armstrong.wharton.upenn.edu/delphi2>
- [4] Auke Pot 'Online forecasting tool', Department of Mathematics Vrije Universiteit Amsterdam <www.math.vu.nl/~sapot/software/Forecast>
- [5] Başoğlu, N., Darcan, O., Baytar, U., e Pamir, A.G. 'A Web-based Decision Support System Tool', comunicação apresentada em: 4th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI'2000) & 6th International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis (ISAS'2000), Orlando, Julho, 2000.
- [6] Bhargava, H. K., Power, D. J., e Sun, D. (2005) 'Progress in Web-Based Decision Support Technologies', *Decision Support Systems*, Vol. 43, No. 4, pp. 1083-1095.
- [7] Carmo, J. L. e Rodrigues, A. J. (2004) 'Adaptive forecasting of irregular demand processes', *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 17, No. 2, pp. 137-143.
- [8] Carmo, J. L. (2007) '*Previsão da Procura e Decisão Optimal: Modelos e Métodos Avançados*', Dissertação de Doutoramento em Estatística e Investigação Operacional, Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa.
- [9] Cary, C. 'The Best Guess', <www.thebestguess.com>

- [10] Croston, J. D. (1972) 'Forecasting for Intermittent Demand', *Operations Research Quarterly*, No. 23, pp. 289-303.
- [11] Cipra, T., Trujillo, J., Rubio, A. (1995) 'Holt-Winters Method with Missing Observations', *Management Science*, vol. 41, No. 1, pp.174-178.
- [12] El-Gayar, O. F. e Deokar, A. V. (2008) 'Distributed Model Management: Current Status and Future Directions', in: Adam, F. e Humphreys, P. (Eds.) *Encyclopedia of Decision Making and Decision Support Technologies Vol. 1*, Information Science Reference, pp. 272-276.
- [13] Gosling, J e McGilton, H, Sun Microsystems, 'The Java Language Environment', <<http://java.sun.com/docs/white/langenv/Intro.doc2.html>>
- [14] Google Inc, 'Encog Artificial Intelligence Framework for Java', <code.google.com/p/encog-java/>
- [15] International Institute of Forecasters, 'International Institute of Forecasters', <www.forecasters.org>
- [16] Hall, S. G. (2007) 'Combining Density Forecasts', *International Journal of Forecasting*, Vol. 23, No. 1, pp. 1-13.
- [17] Mendes, A. J. e Marcelino, M. J. (2003) 'Fundamentos de Programação em Java 2', 3ª Edição, Lidel, Lisboa.
- [18] Moder, J. J. e Rodgers, E.G. (1968) 'Judgment Estimates of the Moments of PERT Time Distributions', *Management Science*, Vol. 15, No. 2, pp.76-83.
- [19] NetBeans IDE, <www.netbeans.org>

- [20] Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K., Assimakopoulos, V. e Tavanidou, E. (2003) 'A first approach to e-forecasting: a survey of forecasting Web-services', *Information Management and Computer Security*, Vol. 11, No. 3, pp.146–152.
- [21] Nikolopoulos, K., Patrikakis, C.Z. e Lin, B-S. (2004) 'Forecasting systems for e-government', *Electronic Government International Journal*, Vol. 1, No. 4, pp.374–383.
- [22] Nikolopoulos, K., Metaxiotis K. e Assimakopoulos, V. (2006) 'E-forecasting: challenges and opportunities', *International Journal of Business Performance Management*, Vol. 8, No. 1, pp.93–106.
- [23] Object Refinery Limited, 'JFreeChart', <www.jfree.org/jfreechart/index.html>
- [24] OpenSpace-Online GmbH, 'OpenSpace-Online Real-Time Conference Software', <www.openspace-online.com>
- [25] Power, D. J. (2003) 'Categorizing Decision Support Systems: A Multidimensional Approach', in: Mora, M., Forgionne, G. e Gupta, J. (Eds.) *Decision Making Support Systems – Achievements, Trends and Challenges for the New Decade*, Idea Group Publishing, pp. 20-27.
- [26] Power, D. J., e Kaparathi, S. (2002) 'Building Web-Based Decision Support Systems', *Studies in Informatics and Control*, Vol. 11, No. 4, pp. 291-302.
- [27] PriceGrabber.com Inc, 'Price Grabber', <www.pricegrabber.com>
- [28] Rodrigues, A. J. (2002), 'Exponentially Weighted Kernels in the Prediction of Irregular Demand Processes', comunicação apresentada em: The 22nd International Symposium on Forecasting, Dublin, Junho 23-26, 2002.
- [29] Sridhar, S. (1998) 'Decision Support Using the Intranet', *Decision Support Systems*, Vol. 23, No. 1, pp.19-28.

- [30] Snyder, R. (2002), 'Forecasting sales of slow and fast moving inventories', *European Journal of Operational Research*, Vol. 140, No. 3, pp. 684–699.
- [31] Syntetos, A.A. e Boylan, J.E. (2001) 'On the bias of intermittent demand estimates', *International Journal of Production Economics*, Vol. 71, pp.457-466.
- [32] Tavanidou, E., Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K., e Assimakopoulos, V. (2003a) 'eTIFIS: An Innovative e-Forecasting Web Application', *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, Vol. 13, No. 2, pp. 215-236.
- [33] Tavanidou, E., Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K., e Assimakopoulos, V. (2003b) 'FCP: Forecasting Community Portal', *WSEAS Transactions on Computers*, Vol. 2, No. 4, pp. 955-960.
- [34] Watkins, H. e Rodriguez, M. (2008) 'A Survey of Web-Based Collective Decision Making Systems', in: Nayak, R., Ichalkarange, N. e Jain, L. C. (Eds.) *Studies in Computational Intelligence: Evolution of the Web in Artificial Intelligence Environments*, Springer, pp.245-279.
- [35] WebMD LLC 'Symptom Checker', <symptoms.webmd.com/default.htm>
- [36] World Wide Web Consortium 'World Wide Web Consortium - Web Standards', <www.w3.org>
- [37] Wright, D.J. (1986) 'Forecasting data published at irregular time intervals using an extension of Holt's method', *Management Science*, Vol. 32, No. 4, pp. 499-510.
- [38] Wroblewski, L. e Ramirez, F., 'Web Application Solutions: A Designer's Guide', <<http://www.lukew.com/resources/WebApplicationSolutions.pdf>>
- [39] Yao, J. T. (2008) 'An Introduction to Web-Based Support Systems', *Journal of Intelligent Systems*, Vol. 17, No. 1-3, pp. 267-281.

[40] Zahedi, F., Song, J., e Jarupathirun, S. (2008) 'Web-Based Decision Support', in: Burstein, F. e Holsapple, C. W. (Eds.) *Handbook on Decision Support Systems 1*, Springer, pp. 315-338.